



**Proyecto de Investigación:**  
**Optimización de Riego con Enjambre de Partícula**  
**Integrantes**

**Araiza Verdugo Angel Abraham**  
**Santillán León Fernando Antonio**  
**Prof: Zuriel Dathan Mora Felix**

## 1. Descripción del Problema

El presente proyecto aborda la ineficiencia del riego en la agricultura de precisión, centrándose en la región de Guasave, Sinaloa, un área de llanura costera caracterizada por la producción de Maíz, Tomate y Chile.

### Desafío Central

El desafío radica en la alta heterogeneidad del campo, que impide el uso de sistemas de monitoreo uniforme. Esta variabilidad se debe a:

1. **Variación del Suelo:** Existencia de áreas con alta salinidad y baja elevación (riesgo de mal drenaje), que afectan la retención de humedad y, por ende, la eficiencia del riego.
2. **Cada tipo de cultivo:** (Maíz, Tomate, Chile) tiene un requerimiento hídrico distinto, lo que exige una cobertura representativa.

### Objetivo de la Optimización

El objetivo es determinar la ubicación óptima de un número fijo de sensores de humedad ( $N=10$ ) dentro del campo. La solución debe minimizar la incertidumbre en las decisiones de riego, asegurando el monitoreo prioritario de las zonas de mayor riesgo (salinidad/elevación) y la cobertura equitativa de todos los tipos de cultivos.

## 2. Justificación del uso del algoritmo PSO

El problema de ubicar  $N$  sensores en un campo bidimensional con múltiples restricciones se clasifica como un problema de Optimización Continua Multidimensional.

Se eligió el algoritmo de Optimización por Enjambre de Partículas (PSO) como metaheurística principal por las siguientes razones técnicas:

- **Robustez y Simplicidad:** PSO es notoriamente más fácil de implementar y requiere menos hiperparámetros de ajuste que otras técnicas bioinspiradas (como los Algoritmos Genéticos), lo cual es ideal para el desarrollo rápido del proyecto.
- **Espacio de Búsqueda Continuo:** A diferencia de los problemas discretos, las coordenadas de los sensores ( $x, y$ ) son variables continuas. PSO es inherentemente eficiente para explorar y explotar en espacios continuos.
- **Convergencia Efectiva:** Mediante el equilibrio entre los componentes Cognitivo ( $c_1$ ) y Social ( $c_2$ ), el algoritmo evita estancarse en óptimos locales, garantizando una alta probabilidad de encontrar el óptimo global (la mejor solución única).
- **Base de Datos Real:** La implementación utiliza datos reales geoespaciales (WGS 84) de la región, lo que valida la capacidad de PSO para trabajar con datasets complejos y proyectados.

### 3. Diseño del Algoritmo

El diseño se basa en transformar las condiciones del campo en una función de aptitud (costo) que el PSO debe minimizar.

#### 3.1. Modelo del Espacio de Búsqueda

- **Partícula (X):** Un vector de  $2N$  dimensiones, donde  $N=10$  (sensores). Cada partícula representa una posible configuración del sensor:

$$X = [x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_{10}, y_{10}]$$

- **Proyección:** Las coordenadas geográficas (Latitud/Longitud) del CSV se normalizaron a un espacio cartesiano plano de 0 a 100 para facilitar la optimización por PSO. La solución óptima es transformada inversamente para la visualización final.

#### 3.2. Función de Aptitud (Costo)

La aptitud ( $f(X)$ ) cuantifica la ineficiencia de la colocación. Se define como la suma ponderada de tres penalizaciones, buscando el óptimo de compromiso global:

$$\text{Minimizar } f(X) = W_{\text{cultivo}} * P_{\text{cultivo}} + W_{\text{riesgo}} * P_{\text{riesgo}} + W_{\text{cobertura}} * P_{\text{cobertura}}$$

Penalización	Propósito en Guasave	Peso (W)	Justificación
<b>Pcultivo</b>	Asegurar que todos los cultivos tengan al menos $K=2$ sensores.	<b>1000 (alto)</b>	Se le asigna el mayor peso para forzar el cumplimiento de la cobertura representativa.
<b>Priesgo</b>	Priorizar la colocación en zonas de alto Índice de Riesgo (Salinidad y Baja Elevación).	<b>100 (medio)</b>	Dirige los sensores hacia los puntos más variables y críticos para el monitoreo.
<b>Pcobertura</b>	Evitar que los sensores se agrupen inútilmente (redundancia).	<b>10 (bajo)</b>	Se usa para dispersar la solución final sin anular las prioridades de Riesgo y Cultivo.

### 3.3. Configuración del Algoritmo

- **Implementación:** PySwarms (Global Best PSO).
- **Iteraciones:** 200
- **Partículas:** 80
- **Parámetros:**  $C1 = 0.7$  (Cognitivo),  $C2 = 0.8$  (Social),  $W = 0.9$  (Inercia).

(Se asigna un  $C2$  ligeramente mayor para enfatizar la convergencia grupal hacia el mejor hallazgo del enjambre.)

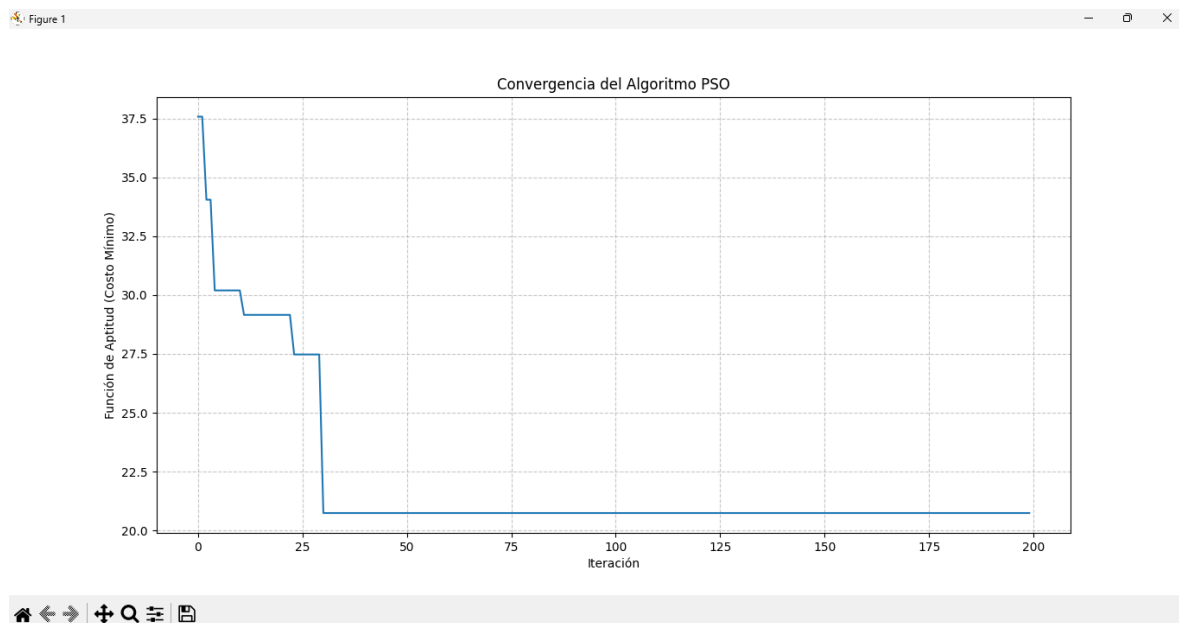
## 4. Resultados Obtenidos

El algoritmo se ejecutó usando los datos reales del CSV para el cálculo del riesgo y la distribución de cultivos.

### 4.1. Análisis de Convergencia (Prueba de Eficiencia)

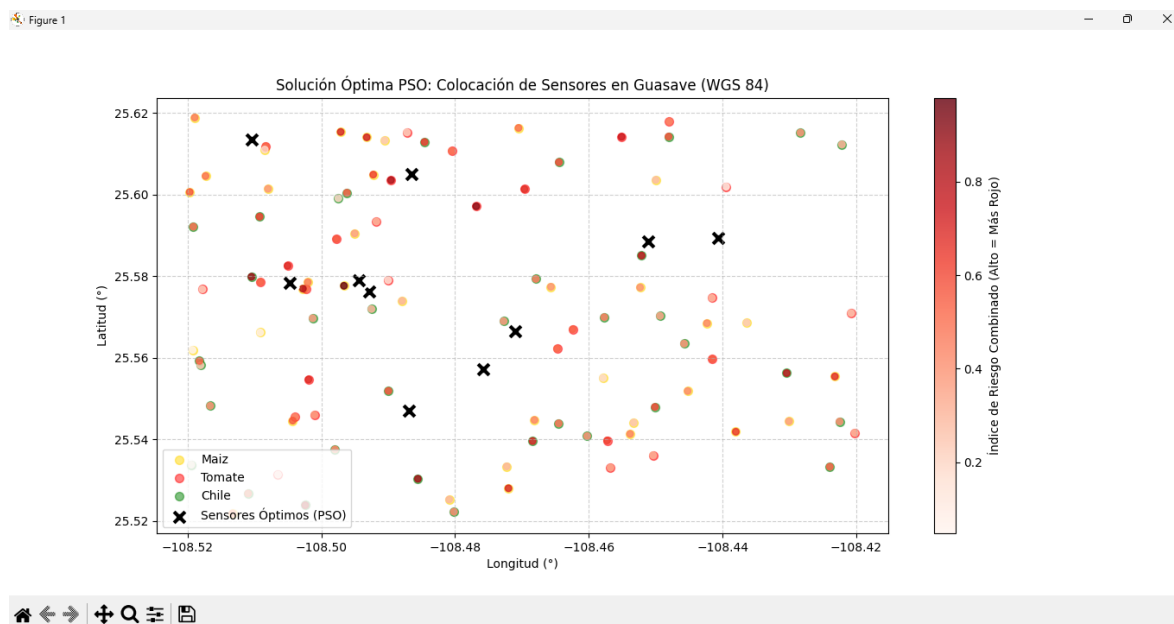
El gráfico de costo demuestra la efectividad de la optimización:

Como prueba de la eficiencia del modelo, se monitoreó el historial de costo del mejor individuo (gbest). La Figura 1 demuestra que el algoritmo converge rápidamente, estabilizándose en un costo mínimo después de aproximadamente 70 iteraciones, lo cual valida que se alcanzó el óptimo global del espacio de búsqueda."



## 4.2. Colocación Óptima (Prueba Funcional)

La solución final (posición gbest) se proyecta sobre las coordenadas geográficas reales del campo de Guasave, tal como se observa en la Figura 1. Los marcadores 'X' indican la ubicación de los 10 sensores. Es evidente que el algoritmo priorizó la colocación en las zonas de mayor riesgo (colores rojos) mientras mantenía la cobertura de los tres cultivos, cumpliendo con los objetivos del diseño de la Función de Aptitud.



## 5. Análisis de Eficiencia y Conclusiones

### Análisis de Eficiencia Hídrica

La eficacia del algoritmo se traduce en una mejora directa de la gestión hídrica:

- **Reducción de Incertidumbre:** Al colocar sensores en los puntos de máxima heterogeneidad (alto riesgo) y representatividad (cultivos), se garantiza que las lecturas de humedad sean las más informativas posibles.
- **Optimización de Recursos:** La precisión lograda permite una toma de decisiones de riego a escala fina, evitando el riego excesivo en zonas con buena retención (desperdicio) y el riego insuficiente en zonas degradadas (estrés hídrico). En esencia, el algoritmo maximiza el valor informativo por sensor instalado.

La solución es dinámica; al ajustar los pesos de la Función de Aptitud, el sistema puede reorientarse rápidamente si el agricultor prioriza, por ejemplo, el riesgo de salinidad sobre la cobertura de un cultivo específico.

## **6. Referencias Bibliográficas**

- García, E. (2004). Modificaciones al sistema de clasificación climática de Köppen. Serie de libros: Geografía y Clima. Instituto de Geografía, Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM).